

三、仿真平台及数据来源

3.1 MATLAB 仿真软件

MATLAB 是一个包含大量计算算法的集合。其拥有 600 多个工程中要用到的数学运算函数，可以方便的实现用户所需的各种计算功能。函数中所使用的算法都是科研和工程计算中的最新研究成果，而且经过了各种优化和容错处理。在通常情况下，可以用它来代替底层编程语言，如 C 和 C++。在计算要求相同的情况下，使用 MATLAB 的编程工作量会大大减少。MATLAB 的这些函数集包括从最简单最基本的函数到诸如矩阵，特征向量、快速傅立叶变换的复杂函数。函数所能解决的问题其大致包括矩阵运算和线性方程组的求解、微分方程及偏微分方程的组的求解、符号运算、傅立叶变换和数据的统计分析、工程中的优化问题、稀疏矩阵运算、复数的各种运算、三角函数和其他初等数学运算、多维数组操作以及建模动态仿真等。

Simulink 是美国 Mathworks 公司推出的 MATLAB 中的一种可视化仿真工具。Simulink 是一个模块图环境，用于多域仿真以及基于模型的设计。它支持系统设计、仿真、自动代码生成以及嵌入式系统的连续测试和验证。Simulink 提供图形编辑器、可自定义的模块库以及求解器，能够进行动态系统建模和仿真。

3.2 数据来源

本组研究以动力电池为研究对象，采用动态应力工况(Dynamic stress test, DST)下的仿真实验数据，模拟了较长时间的电池高频数充放电过程，得到一组荷电状态 SOC、充放电电流 I、端口电压 U、电池温度 T 等数据。

四、方法选择

卡尔曼滤波法是 SOC 估计中目前较为常用的方法，有大量文献针对卡尔曼滤波法进行改进，卡尔曼滤波算法在估算电池的荷电状态 SOC 时，将 SOC 看作是电池系统的一个内部状态变量，通过递推算法实现 SOC 的最小方差估算。在算法的实现过程中能保持很好的精度，并且对初始值的误差有很强的修正作用，对噪声也有很强的抑制作用。

但由于电池的模型是非线性的，不能直接采用卡尔曼滤波法算法估算 SOC，因此常见的方法是采用扩展卡尔曼滤波算法来估算 SOC。扩展卡尔曼滤波算法实在卡尔曼滤波算法的滤波方程推导过程中增加了线性化步骤：在状态估计时，对系统方程在前一状态的估计值处做实时的线性泰勒近似；在预测，对测量方程在相应的预测位置也进行线性泰勒相似。

此外，本组充分考虑温度及充放电倍率对算法的影响，设置复合性卡尔曼增益修正系数，基于模糊控制理论对扩展滤波中的观测矩阵进行时间更新值与测量修正值的修正，保证了算法 SOC 估计的精度。

下面将简要介绍一下方法原理及用法。

4.1 Kalman 滤波

卡尔曼滤波（Kalman filtering）是一种利用线性系统状态方程，通过系统输入输出观测数据，对系统状态进行最优估计的算法。由于观测数据中包括系统中的噪声和干扰的影响，所以最优估计也可看作是滤波过程。

数据滤波是去除噪声还原真实数据的一种数据处理技术，Kalman 滤波在测量方差已知的情况下能够从一系列存在测量噪声的数据中，估计动态系统的状态。

对于 Kalman Filter 的运用，只需要掌握“黄金五条”公式，且通过“预测”与“更新”两个过程来对系统的状态进行最优估计即可。公式如下：

(1) 状态预测值 \tilde{x}_k^- 由状态预测方程可得：

$$\tilde{x}_k^- = A x_{k-1} + B u_k \quad (4.1)$$

(2) 状态最优估计值 \tilde{x}_k 由状态更新方程可得：

$$\tilde{x}_k = \tilde{x}_k^- + K(z_k - H\tilde{x}_k^-) \quad (4.2)$$

(3) 卡尔曼增益矩阵 K ：

$$K = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1} \quad (4.3)$$

(4) 估计误差方程矩阵 P_k ：

$$P_k = (1 - KH) \times P_k^- \quad (4.4)$$

(5) 预测协方差矩阵为 P_{k+1}^- ：

$$P_{k+1}^- = A P_k A^T + Q \quad (4.5)$$

其中 A 为状态转移矩阵， B 为控制输入矩阵， H 为观测矩阵， Q 为过程噪声的协方差， R 为测量噪声的协方差。

4.2 扩展 Kalman 滤波

扩展卡尔曼滤波（Extended Kalman Filter, EKF）是标准卡尔曼滤波在非线性情形下的一种扩展形式，EKF 算法是将非线性函数进行泰勒展开，省略高阶项，保留展开项的一阶项，以此来实现非线性函数线性化，最后通过卡尔曼滤波算法近似计算系统的状态估计值和方差估计值,对信号进行滤波。

具体的计算公式和卡尔曼滤波的“黄金五条”公式类似，如下所示。

(1) 状态预测值 \tilde{x}_k^- 由状态预测方程可得：

$$\tilde{x}_k^- = f(\tilde{x}_{k-1}, u_{k-1}, \omega_{k-1}) \quad (4.6)$$

(2) 状态最优估计值 \tilde{x}_k 由状态更新方程可得：

$$\tilde{x}_k = \tilde{x}_k^- + K(z_k - h(\tilde{x}_k^-, \omega_k)) \quad (4.7)$$

(3) 卡尔曼增益矩阵 K ：

$$K = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + V R V^T)^{-1} \quad (4.8)$$

(4) 估计误差方差矩阵 P_k :

$$P_k = (1 - KH) \times P_k^- \quad (4.9)$$

(5) 预测协方差矩阵 P_{k+1}^- 为:

$$P_{k+1}^- = AP_k A^T + \omega Q \omega^T \quad (4.10)$$

其中 f 为非线性函数, ω 为过程噪声, V 为测量噪声。

4.3 模糊控制

模糊控制是以模糊集理论、模糊语言变量和模糊逻辑推理为基础的一种智能控制方法,它是从行为上模仿人的模糊推理和决策过程的一种智能控制方法。该方法首先将操作人员或专家经验编成模糊规则,然后将来自传感器的实时信号模糊化,将模糊化后的信号作为模糊规则的输入,完成模糊推理,将推理后得到的输出量。

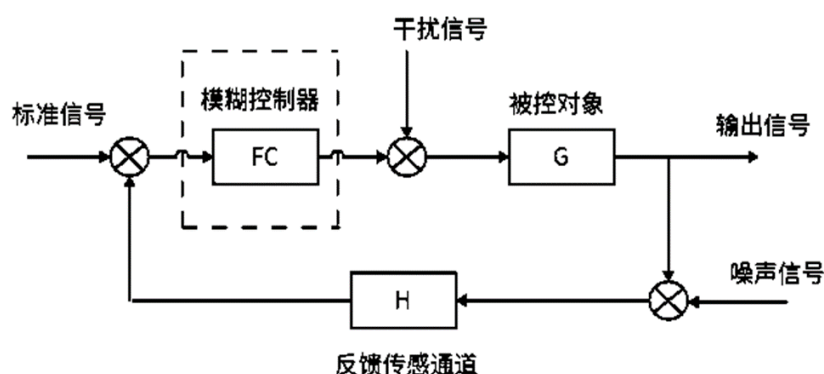


图 1 模块控制流程

模糊控制器包括四部分:

- 模糊化。主要作用是选定模糊控制器的输入量,并将其转换为系统可识别的模糊量,具体包含以下三步:
 - a) 对输入量进行满足模糊控制需求的处理;
 - b) 对输入量进行尺度变换;
 - c) 确定各输入量的模糊语言取值和相应的隶属度函数。
- 规则库,也称知识库,根据人类专家的经验建立模糊知识库。模糊规则库包含众多控制规则,是从实际控制经验过渡到模糊控制器的关键步骤。
- 模糊推理。主要实现基于知识的推理决策。
- 解模糊。主要作用是将推理得到的控制量转化为控制输出。

4.4 改进混合粒子群算法

由于本问题中涉及多决策变量系统辨识,若采用网格搜索步进寻参的方法则时间过长,本处选择采用改进混合粒子群算法,以减小求解时间。

粒子群算法 (PSO) 是一种容易实现且高效的优化算法,经常用于优化模型

的求解之中。PSO 的核心思想是把实际问题过程中把每一种结果或解，视为一个随机移动的粒子，通过模拟鸟群社会活动，通过粒子运动对式下式进行反复迭代、寻优直到找到最优的粒子为止。式中 ω 为自适应惯性权重， c_1 ， c_2 为学习因子， k 为惯性权重控制因子， r_1 ， r_2 为服从[0,1]上均匀分布的随机数。

$$\begin{cases} v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \\ x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \end{cases} \quad (4.11)$$

其中，当 $v_{id} > V_{\max}$ 时，取 $v_{id} = V_{\max}$ ；当 $v_{id} < V_{\min}$ 时，取 $v_{id} = V_{\min}$ 。

在经典粒子群算法中惯性权重取定值常数，且经典粒子群算法对参数的变化较为敏感。经典粒子群算法全局搜索能力较差，经常会出现局部最优解的现象。为解决该问题，本题中使用的粒子群算法为结合了模拟退火 Metropolis 准则的粒子群算法，通过以一定概率 p 接受非最优解的方式，极大的增强了粒子群算法的全局搜索能力。改进混合粒子群算法为：

$$\begin{aligned} v_{id}(t+1) &= \omega v_{id} + c_1 r_1 (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}(t)) \\ x_{id}(t+1) &= x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \end{aligned} \quad (4.12)$$

$$\omega(t) = (\omega_{start} - \omega_{end}) \times \tan 0.875(1 - (\frac{t}{t_{\max}})^k) + \omega_{end}$$

其中，补充方程为非线性的自适应惯性权重替代常数权重， ω_{start} 为初始惯性权重， ω_{end} 为终止惯性权重， t 为当前迭代次数， t_{\max} 为初始位置最大迭代次数， k 为控制因子， ω 为控制惯性权值。通过网络大量文献查阅，我们将参数做如下表的设置。其中，通过不断调节，我们得出当 $\omega_{\max} = 0.9$ 和 $\omega_{\min} = 0.6$ 时，自适应粒子群的效果最好。迭代次数 M 设为 500 次，粒子 N 设为 50。

表 1 参数设置

N	c_1	c_2	ω_{\max}	ω_{\min}	M	k
50	1.5	1.5	0.9	0.4	500	0.6

五、建模过程

5.1 数据处理

原始数据为 15000 个数据点，模拟了 SOC 从 1 完全满电，到 0 完全放电的过程。为了方便参数辨识，本处选择了 SOC 从 0.8 到 0.2 的一段充放电过程，共计 8900 个数据点。下图所示为 DST 工况电池的各个参数数据。

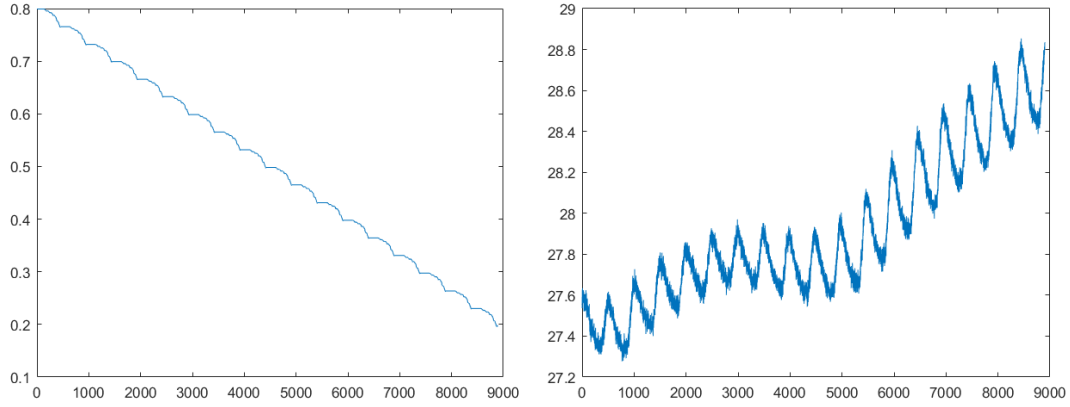


图 2 DST 工况电池 SOC 数据（左）和电池温度数据（右）

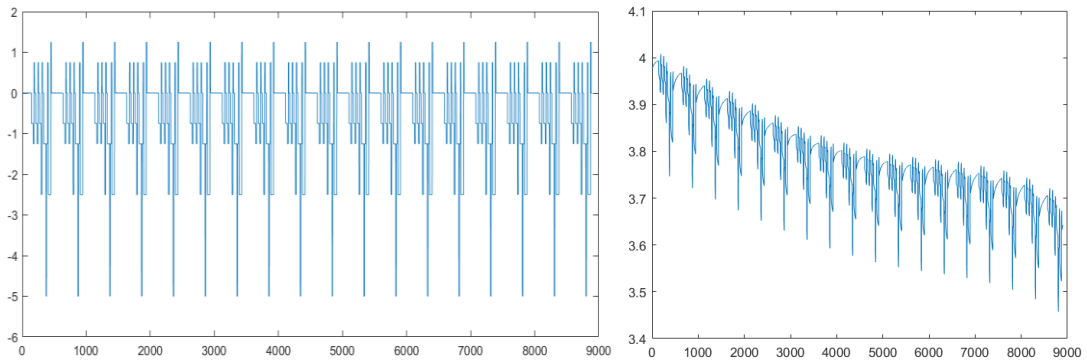


图 3 DST 工况电池电流数据（左）和电压数据（右）

5.2 电池系统辨识

由于我们无法直接测量电池的 SOC 值，只能通过电压、电流等外部参数来估计和推算 SOC 值，所以本实验需要对系统进行辨识，得到以电池端电压、电池输出电流和内阻相关的观测方程，和以电池输出电流、采样时间、电池额定电量相关的 SOC 状态方程。本研究采用安时积分法建立状态方程，其离散形式为：

$$x(k+1) = x(k) + I(k) \times \frac{\Delta t}{C_n} = x(k) + aI(k) \quad (5.1)$$

其中 x 为 SOC 的真实值， k 为时序， I 为充放电电流，待辨识参数为 a ，该参数采用最小二乘法，通过网格搜索的方式找的序列整体均方误差最小的参数值。搜索窗口为 $[0, 0.001]$ ，网格宽度为 0.0000001 。搜索得到的最优参数值为 1.1240×10^{-4} 。平均均方误差为 9.7620×10^{-5} 。

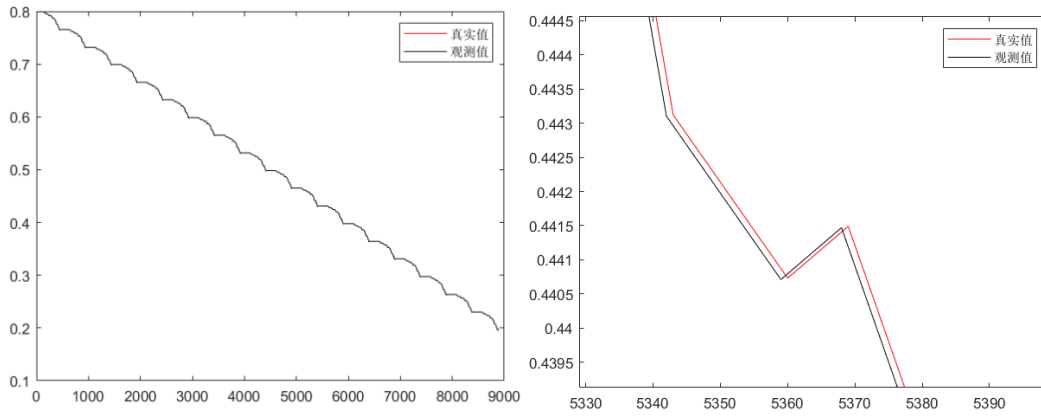


图 4 电池系统安时积分法辨识结果

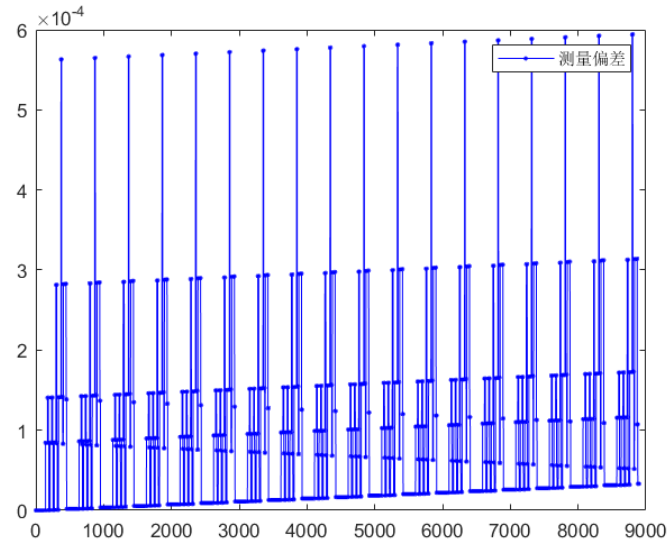


图 5 电池系统参数辨识 SOC 偏差图像

由于我们只能采用有限的外部数据对 SOC 进行估计，所以本组采用基于 Shepherd 模型、Unnewehr 通用模型和 Nernst 模型，提出的电池复合经验模型对观测方程进行建模，其离散形式为：

$$U(k) = K_0 + RI(k) + \frac{K_1}{x(k)} + K_2x(k) + K_3 \ln[x(k)] + K_4 \ln[1 - x(k)] \quad (5.2)$$

其中 x 为 SOC 的真实值， k 为时序， I 为充放电电流， U 为电池端电压， R 为充放电内阻。待辨识参数为 $[K_0, K_1, K_2, K_3, K_4, R]$ ，该参数采用结合自适应惯性权重的混合粒子群算法，该算法将模拟退火中的 Metropolis 准则引入到了粒子群算法中，极大程度的避免寻优过程中陷入局部最优问题，而且收敛速度快，稳定性好。搜索得到的最优参数为： $[3.2326, -0.27067, 0, -1, -0.572, 0.041624]$ ，平均误差为：0.014896。

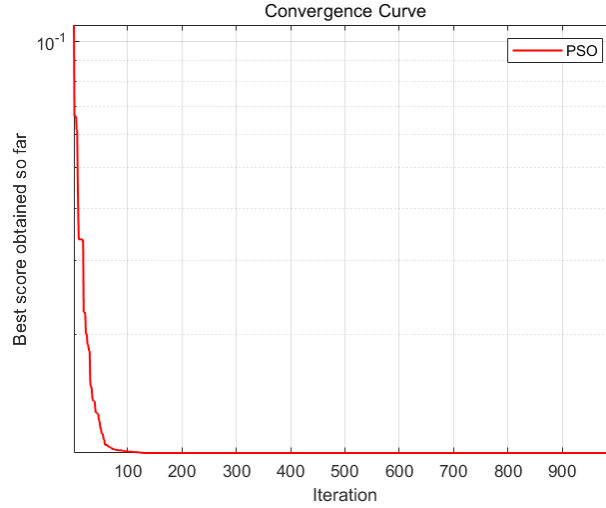


图 6 观测方程 PSO 系统辨识进化曲线

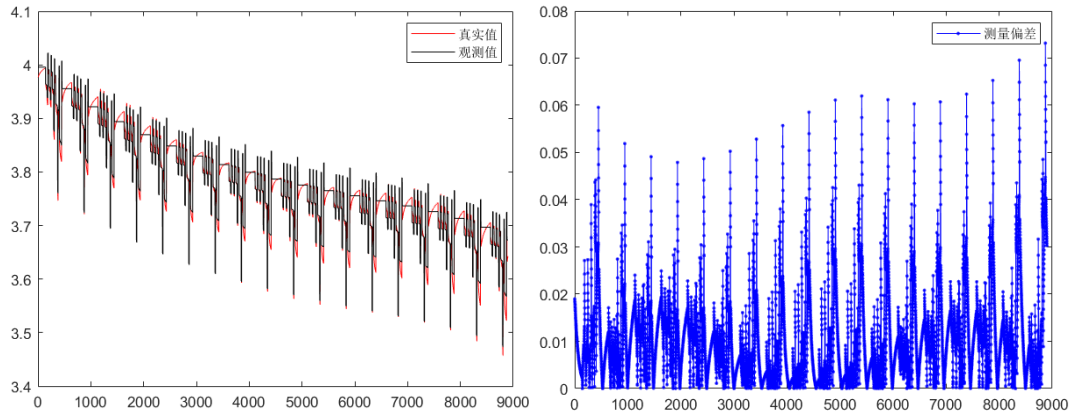


图 7 观测方程辨识结果与辨识误差

5.3 SOC 估计流程

SOC 估计实验包括四个部分：1.用常规线性 Kalman 滤波方法对含噪声的 SOC 进行估计；2.在实验 1 的基础上，通过模糊控制对 SOC 估计效果进行优化；3.用扩展 Kalman 滤波方法通过含噪电压对电池 SOC 进行估计；4.在实验 3 的基础上，通过模糊控制对 SOC 估计效果进行优化。

5.3.1 Kalman 滤波 SOC 估计

我们需要将卡尔曼滤波的“黄金五条”公式与电池的各个参数联系起来，所以需要连续的 SOC 状态值进行离散化，得到离散线性系统方程，可以表示为：

$$\begin{aligned} X(k+1) &= AX(k) + Bu(k) + \omega(k) \\ Y(k) &= H(k) + u(k) + v(k) \end{aligned} \quad (5.3)$$

式中 A 为状态矩阵， B 为控制矩阵， H 为观测矩阵， $\omega(k)$ 为过程噪声， $v(k)$ 为测量噪声。需要将卡尔曼滤波的“黄金五条”公式与电池的各个参数联系起来，由于我们需要估计 SOC，所以状态量即 SOC，下面是 SOC 具体的估计算法过程：

(1) 首先需要获取初始状态 SOC 值和误差方程矩阵的初始值：

$$X_0^+ = SOC_0, \quad P_0^+ = \text{var}(X_0) \quad (5.4)$$

(2) 再由一阶线性化状态方程和观测方程，求解状态转移矩阵和观测矩阵：

$$A_{k-1} = \frac{\partial(Ax(k) + Bu(k) + \omega(k))}{\partial x_{k-1}} \quad (5.5)$$

$$C_k = \frac{\partial y_k}{\partial x_k} = \frac{\partial(Hx(k) + u(k) + v(k))}{\partial x_k}$$

(3) 获得预测 SOC 值和预测电压值：

$$x_k^- = x_{k-1}^- - \frac{I\Delta t}{C_n} \quad (5.6)$$

$$y_k^- = K_0 + RI + \frac{K_1}{x_k^-} + K_2 x_k^- + K_3 \ln(x_k^-) + K_4 \ln(1 - x_k^-)$$

(4) 计算误差协方差矩阵和卡尔曼增益矩阵：

$$P_k^- = A_{k-1} P_{k-1}^+ A_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (5.7)$$

$$K_k = P_k^- H_k^T [H_k P_k^- H_k^T + v(k)]^{-1}$$

(5) 计算 SOC 最优估计值和误差协方差最优估计：

$$x_k^+ = x_k^- + K_k (y_k^+ - y_k^-) \quad (5.8)$$

$$P_k^+ = (I - K_k H_k) P_k^-$$

本组使用 MATLAB 仿真软件，将上述算法过程用相应的代码编写，就得到了如图所示的 SOC 估计值。

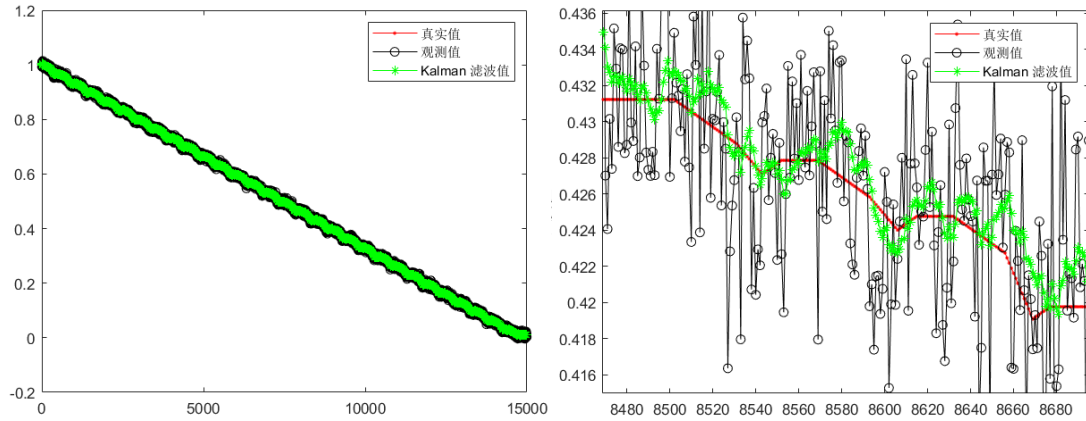


图 8 含噪 SOC 信号的线性卡尔曼滤波辨识结果

再通过公式计算其误差值，基于 SOC 信号降噪滤波估计的评估时，我们定义两种误差类型，一是测量误差，其值表现为测量值与真实值的偏差，即信号噪声大小，二是 Kalman 滤波估计值与真实值的偏差，即估计偏差。两者图像如图 x 所示。为了衡量滤波性能，定义测量平均绝对偏差 $ErrM$ 、估计平均绝对偏差 $ErrK$ 、估计衰减比 $decayL$ ：

$$\begin{aligned}
ErrM &= \frac{\sum_{k=1}^N |Y(k) - SOC(k)|}{N} \\
ErrK &= \frac{\sum_{k=1}^N |X^+(k) - SOC(k)|}{N} \\
decayL &= \frac{ErrK}{ErrM}
\end{aligned} \tag{5.9}$$

计算得到本实验的测量平均绝对偏差为 0.004，估计平均绝对偏差为 0.0014，估计衰减比为 0.3364。衰减比代表了卡尔曼滤波算法的预测性能，其值越接近 0 代表滤波性能越好。

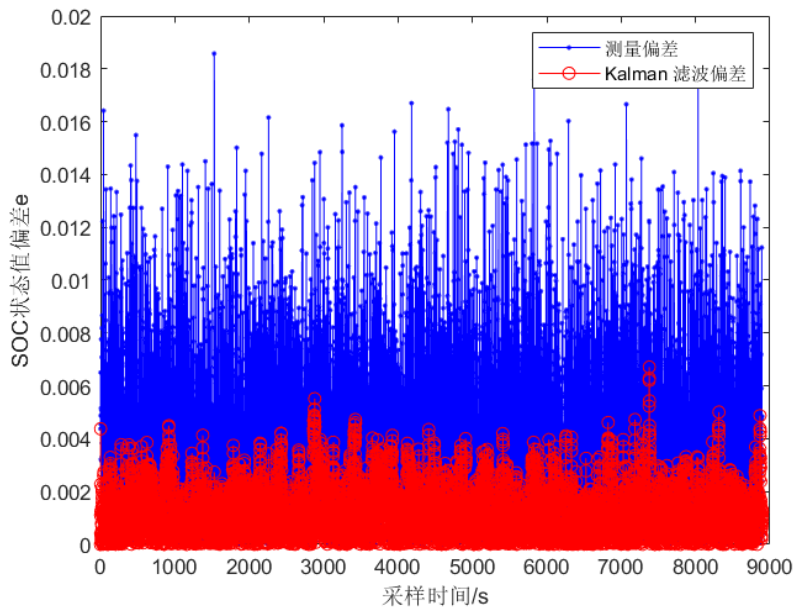


图 9 含噪 SOC 信号的线性卡尔曼滤波估计偏差

5.3.2 基于模糊控制的线性 Kalman 滤波 SOC 估计

可以看到卡尔曼滤波后的 SOC 估计值误差比直接测量的误差要小，但是在整个 SOC 估计过程中，我们并没有考虑温度的影响，为提高估算精度，本组设置卡尔曼增益修正系数 f ，动态改变估算状态的时间更新值与测量修正值的权重，实时修正观测方程误差，提高了算法的精度和跟踪效果。修正后的状态估计测量更新方程如式所示：

$$x_k^+ = x_k^- + f * K_k (y_k^+ - y_k^-) \tag{5.10}$$

动力电池存在大量反复的脉冲充放电现象，且动力电池内部极化作用变化复杂，受电池温度和充放电倍率影响的卡尔曼增益修正系数难以精确定量表达。模糊控制就是一个很好的解决办法，本组通过在 MATLAB Fuzzy logic 工具箱中设计一个双输入单输出的模糊控制器，在线监测卡尔曼滤波器系统的观测变量与其预测值的差值，根据模糊推理规则在线实时地调整卡尔曼增益，可减小观测方

程误差，提高扩展卡尔曼滤波算法的估计精度。

模糊控制器的设计分为：模糊化过程、模糊控制规则生成过程和反模糊化过程。

首先选取电池温度、充放电电流作为控制器输入。在模糊控制规则生成过程选取{NB、NM、NS、M、PS、PM、PB}7个模糊语言变量来描述电池温度、充放电电流等输入。选取{NB、NM、NS、RM、M、VM、PS、PM、PB}9个模糊语言变量描述卡尔曼增益修正系数。

电池试验数据表明电池温度的物理论域为[27, 30]，充放电电流的物理论域为[-5, 2]，卡尔曼增益修正系数的物理论域为[0, 1.6]，其中电池温度和充放电电流的物理论域范围较广，为保证系统稳定性，经过量化因子等效的模糊论域[-10, 10]。

各变量隶属度函数根据理论分析和仿真结果调整确定，均选取三角形隶属度函数，模糊控制器中输入输出的隶属度函数如图所示。

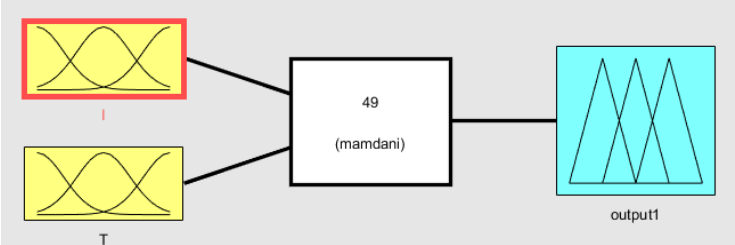


图 10 模糊控制器的输入输出结构

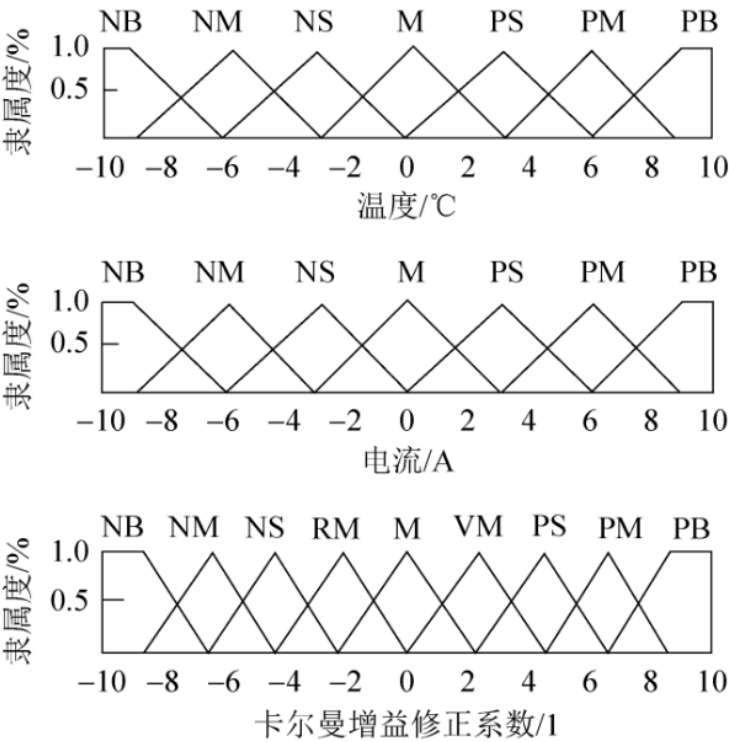


图 11 温度、电流、修正增益系数隶属度设置

由之前的电池充放电参数图可知，电池温度增大时，观测方程的误差逐渐增

大，为了减小观测方程不准确时的测量修正值所占测量更新的比重，设置较小的卡尔曼增益修正系数 f 值，再根据大量文献中的经验总结出模糊规则如表。

表 x 卡尔曼增益修正系数模糊规则表

$I \backslash T$	NB	NM	NS	M	PS	PM	PB
NB	RM	NS	NS	NM	NM	NB	NB
NM	RM	RM	NS	NM	NM	NM	NB
NS	M	M	RM	NS	NS	NM	NM
M	RM	VM	M	M	M	RM	NS
PS	PS	PS	VM	M	M	RM	RM
PM	PM	PB	PS	PS	VM	VM	M
PB	PB	PM	PM	PS	PS	VM	VM

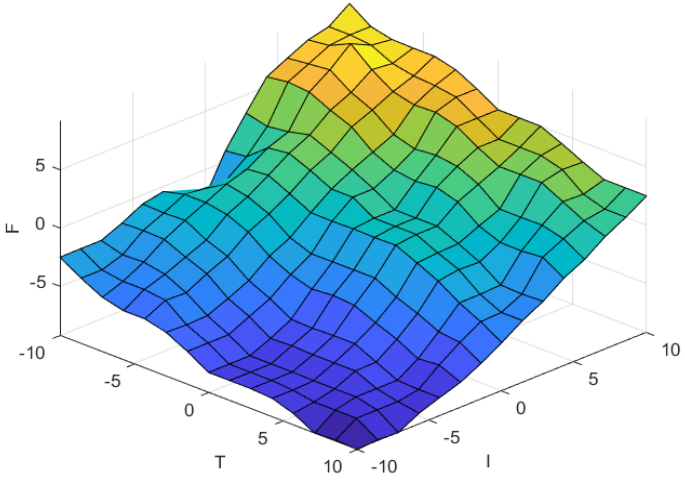


图 12 模糊规则曲面

基于模糊规则，利用 MATLAB 模糊逻辑工具箱设计模糊控器，模糊推理规则采用 Mandani 法，解模糊化过程采用重心法。将搭建好的模糊控制器与 simulink 中的模糊控制工具组件连接起来，并从工作区调用输入量，然后将输出量返回给工作区，我们可以得到修正卡尔曼增益系数。由于本题中，输入变量的论域和输出变量的论域需要调整后才可使用，本问采用了如同状态方程辨识中的方法，调整论域范围为：

表 2 变量论域调整

变量	I	T	f
初始论域	$[-10, 10]$	$[-10, 10]$	$[-10, 10]$
调整后论域	$[-10, 10]$	$[-0.333, 0.333]$	$[-2, 2]$

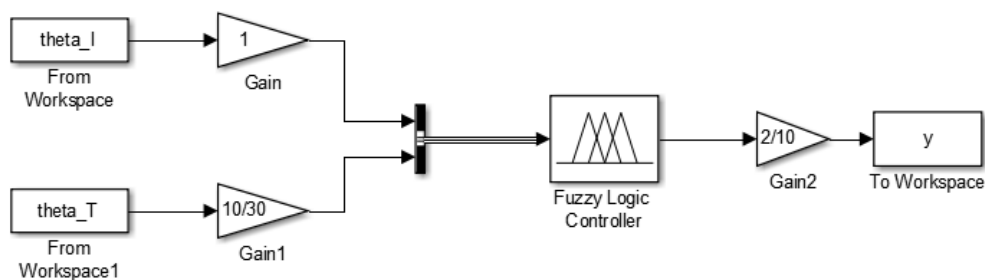


图 13 通过模糊逻辑生成修正卡尔曼系数

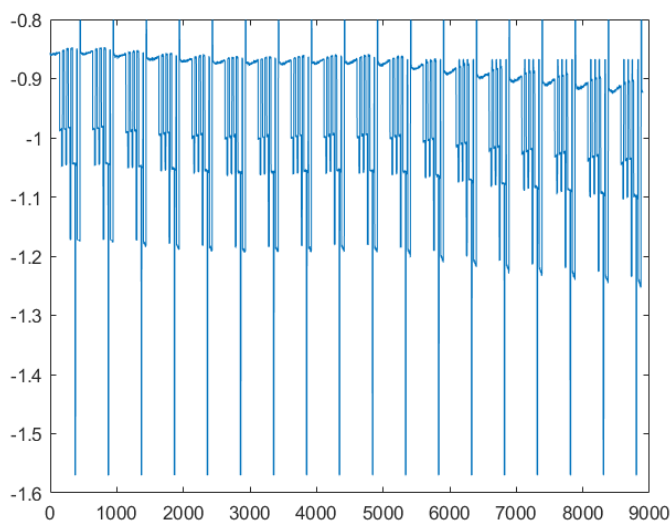


图 14 修正卡尔曼增益计算结果

我们将修正系数与原始卡尔曼增益相乘，从而得到修正后卡尔曼增益，再通过卡尔曼滤波法对 SOC 进行估计，我们可以得到如下 SOC 估计结果，并计算其误差结果。本实验的观测绝对偏差为 0.0040，估计绝对偏差为 0.0011，估计衰减比为 0.2669。

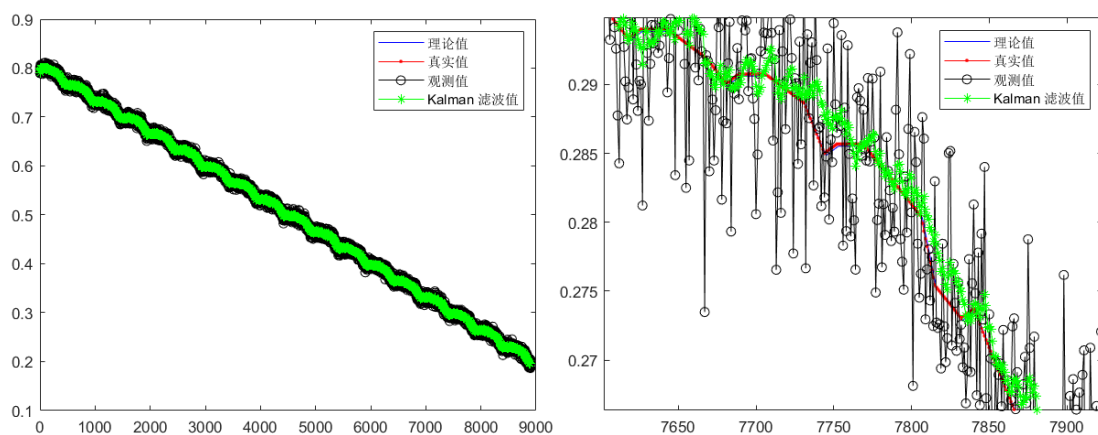


图 15 模糊控制含噪 SOC 信号的线性卡尔曼滤波辨识结果

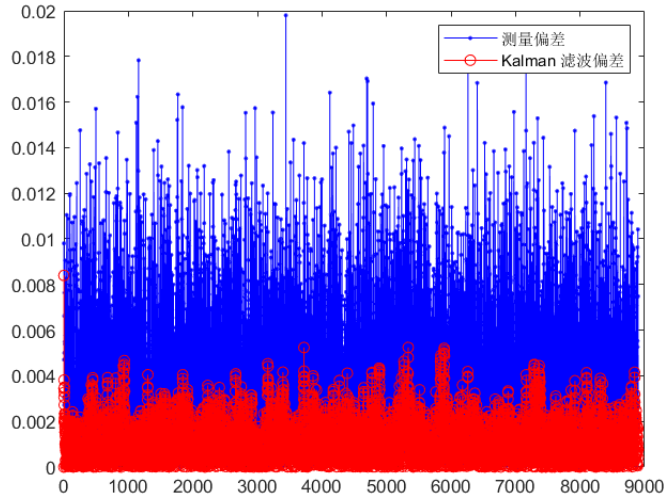


图 16 模糊控制含噪 SOC 信号的线性卡尔曼滤波估计偏差

5.3.3 扩展 Kalman 滤波 SOC 估计

对于动力电池来说,应该考虑它的实际工况,同时由于 SOC 无法直接测量,在整个充电和放电的过程都呈现一个非线性状态,所以使用扩展卡尔曼滤波更为合理。我们只需要通过对均值点进行泰勒级数展开,将非线性方程线性化,可实现非线性系统的最优状态估计。离散非线性系统方程可表示为:

$$\begin{aligned} X(k+1) &= f(X(k), u(k)) + \omega(k) \\ Y(k) &= g(X(k), u(k)) + v(k) \end{aligned} \quad (5.11)$$

式中: $f(X(k), u(k))$ 是状态转换函数; $g(X(k), u(k))$ 是测量函数; $X(k)$ 为 k 时刻系统的状态向量; $u(k)$ 为 k 时刻系统输入向量; $Y(k)$ 为 k 时刻系统观测向量, $\omega(k)$ 和 $v(k)$ 分别为 k 时刻过程噪声和观测噪声。剩下的计算过程基本与传统线性卡尔曼滤波一致,也分别带入五条公式中:

- (1) 首先需要获取初始状态 SOC 值和误差方程矩阵的初始值:

$$X_0^+ = SOC_0, \quad P_0^+ = \text{var}(X_0) \quad (5.12)$$

- (2) 再由一阶线性化状态方程和观测方程,求解状态转移矩阵和观测矩阵:

$$\begin{aligned} A_{k-1} &= \frac{\partial f(x_{k-1}, u_{k-1})}{\partial x_{k-1}} = 1 \\ C_k &= \frac{\partial y_k}{\partial x_k} = \frac{K_1}{x_k^2} + K_2 + \frac{K_3}{x_k} - \frac{K_4}{1-x_k} \end{aligned} \quad (5.13)$$

- (3) 获得预测 SOC 值和预测电压值:

$$\begin{aligned} x_k^- &= x_{k-1}^- - \frac{I\Delta t}{C_n} \\ y_k^- &= K_0 + RI + \frac{K_1}{x_k^-} + K_2 x_k^- + K_3 \ln(x_k^-) + K_4 \ln(1-x_k^-) \end{aligned} \quad (5.14)$$

- (4) 计算误差协方差矩阵和卡尔曼增益矩阵:

$$\begin{aligned} P_k^- &= A_{k-1} P_{k-1}^+ A_{k-1}^T + \omega Q_{k-1} \omega^T \\ K_k &= P_k^- C_k^T [C_k P_k^- C_k^T + v R v^T]^{-1} \end{aligned} \quad (5.15)$$

(5) 计算 SOC 最优估计值和误差协方差最优估计:

$$\begin{aligned} x_k^+ &= x_k^- + K_k ((y_k^+ - y_k^-) - g(x_k^-, u(k))) \\ P_k^+ &= (I - K_k C_k) P_k^- \end{aligned} \quad (5.16)$$

可以得到 SOC 的估计结果，如下图所示。

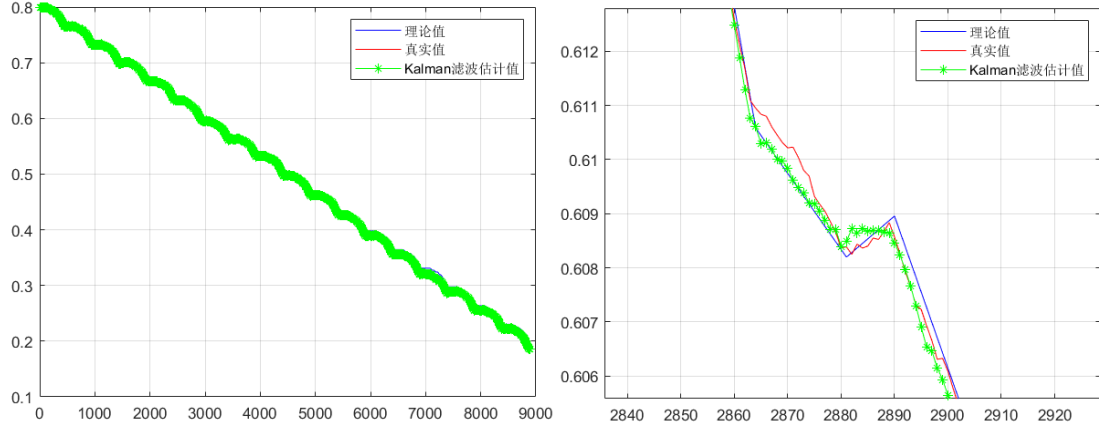


图 17 基于电压观测的扩展卡尔曼滤波辨识结果

由于观测的物理量发生了变化，直接将 $Y(k)$ 和 $SOC(k)$ 相减不再具备现实意义。基于实际情况的需要，扩展卡尔曼估计过程中的理论值指的是原始仿真过程得到的 SOC 值，真实值是通过状态方程和掺噪过程得到的还原 SOC 真实数值，估计值是扩展卡尔曼滤波过程之后得到的 SOC 值。本处评估算法估计性能同样定义了观测偏差和估计偏差，观测偏差即观测电压值和通过仿真得到的原始电压值之间的偏差；估计偏差即估计值和真实值之间的偏差的绝对值。同时有估计平均绝对偏差 $ErrK$ ：

$$\begin{aligned} ErrM &= \frac{\sum_{k=1}^N |Y(k) - U(k)|}{N} \\ ErrK &= \frac{\sum_{k=1}^N |X^+(k) - X(k)|}{N} \end{aligned} \quad (5.17)$$

计算其观测平均绝对偏差为 0.0104，估计平均绝对偏差为 2.63×10^{-4} 。

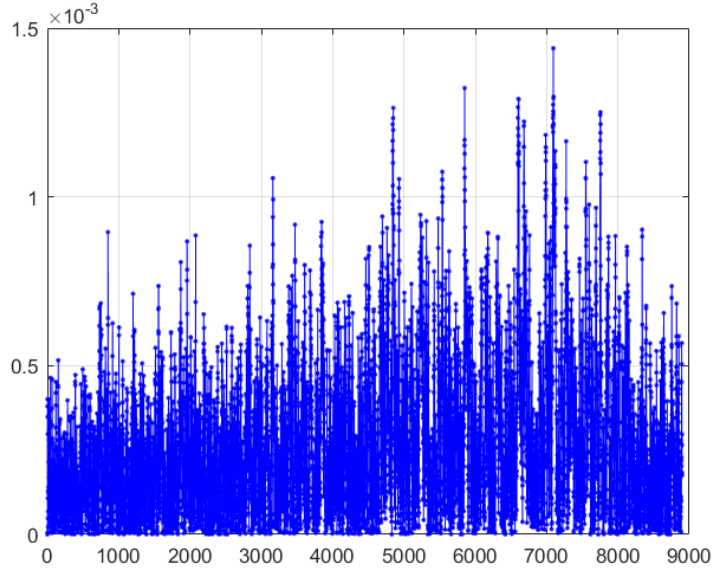


图 18 基于电压观测的扩展卡尔曼滤波估计偏差

5.3.4 基于模糊控制的扩展 Kalman 滤波 SOC 估计

同理，在扩展卡尔曼滤波的基础上加上模糊控制去修正卡尔曼增益，具体的基于模糊控制的扩展卡尔曼滤波 SOC 估计算法流程图如下所示。

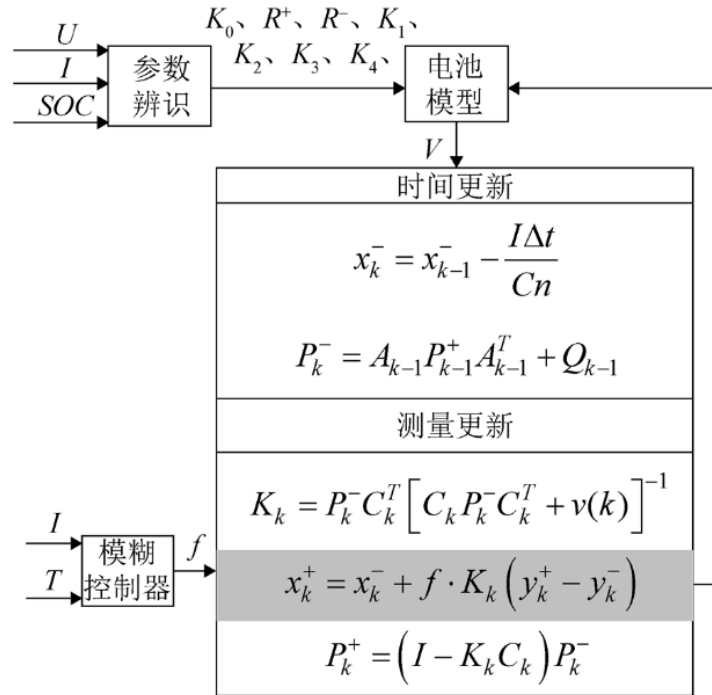


图 19 基于模糊控制的扩展卡尔曼滤波 SOC 估计算法流程
经过 MATLAB 进行仿真运行得到如下结果：

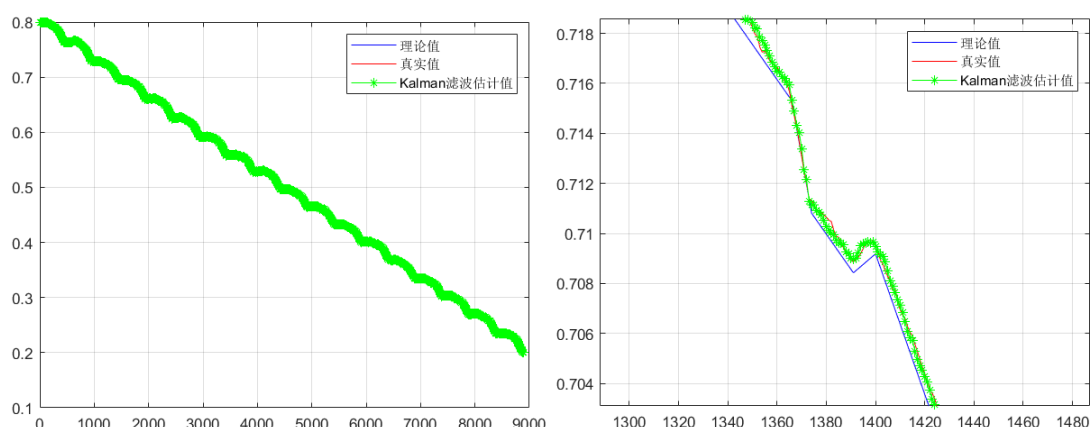


图 20 基于模糊控制和电压观测的扩展卡尔曼滤波辨识结果

同样计算观测平均绝对偏差为 0.0107，估计平均绝对偏差为 2.588×10^{-4} 。

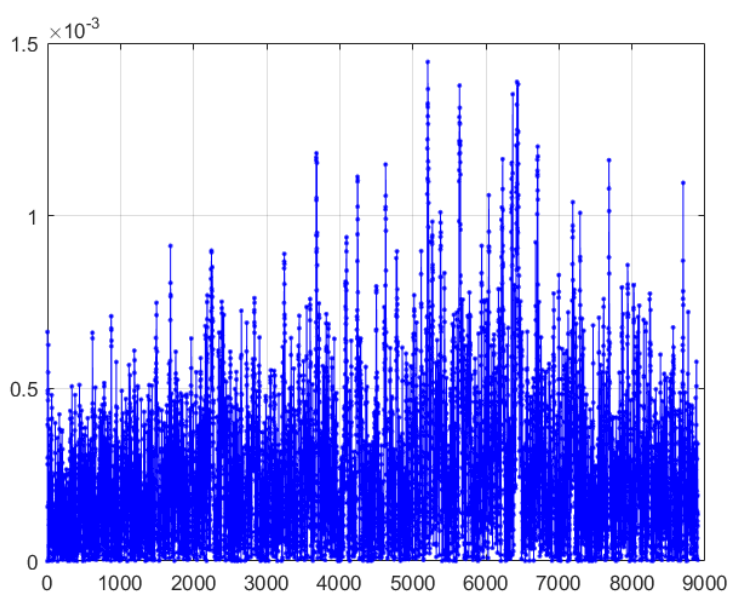


图 21 基于模糊控制和电压观测的扩展卡尔曼滤波估计偏差

六、仿真对比

我们可以将四种 SOC 估计值进行一个对比分析，其各自估计方法的真实均方误差如下表所示：

表 3 估计方法与实验误差

估计方法	测量平均绝对误差	估计平均绝对误差
线性卡尔曼滤波	0.0040	0.0014
模糊控制线性卡尔曼滤波	0.0040	0.0011
扩展卡尔曼滤波	0.0105	2.63×10^{-4}
模糊控制扩展卡尔曼滤波	0.0105	2.588×10^{-4}

从表中，我们可以清楚的看到扩展卡尔曼滤波的 SOC 估计效果较为更好，且均方误差小了一个数量级，并且使用模糊控制去修正卡尔曼系数的方法比未使用时，估计得更为精确。